

A SNA Based Loads Analysis of Naval Submarine Maintenance

Ji-Seok Song*, Dongsu Kang*, Sang-Hoon Lee*

*Student, Dept. of Computer Science, Korea National Defense University, Nonsan, Korea

*Professor, Dept. of Computer Science, Korea National Defense University, Nonsan, Korea

*Professor, Dept. of Computer Science, Korea National Defense University, Nonsan, Korea

[Abstract]

Navy submarines are developed into complex weapons systems with various equipment, which directly leads to difficulties in submarine maintenance. In addition, the method of establishing a maintenance plan for submarines is limited in efficient maintenance because it relies on statistical access to the number of people, number of target ships, and consumption time. For efficient maintenance, it is necessary to derive and maintain major maintenance factors based on an understanding of the target. In this paper, the maintenance loads rate is defined as a key maintenance factor. the submarine maintenance data is analyzed using the SNA scheme to identify phenomena by focusing on the relationship between the analysis targets. Through this, maintenance loads characteristics that have not been previously revealed in quantitative analysis are derived to identify areas that the maintenance manager should focus on.

▶ **Key words:** Loads Analysis, SNA, Cosine Similarity, Centrality, K-Means Clustering

[요 약]

해군 잠수함은 여러 구성장비가 탑재된 복합 무기체계로 개발되기 때문에 이는 잠수함 정비의 어려움으로 직결된다. 또한, 잠수함 정비계획을 수립하는 방법은 인원수, 대상 함정의 수, 소비시간 등 통계적 접근에 의존하기 때문에 효율적인 정비에 제한적이다. 효율적인 정비를 위해서는 정비대상 에 대한 이해를 바탕으로 주요 정비요소를 도출하여 정비하는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 핵심 정비요소로 정비부하율을 정의하고, 분석 대상의 관계에 중점을 두어 현상을 식별하는 SNA 기법을 사용하여 잠수함 정비데이터를 분석한다. 이를 통해 기존에 정량적 분석에서 드러나지 않은 정비부하 특성을 도출하여 정비자 또는 정비계획자가 집중해야 하는 분야를 식별한다.

▶ **주제어:** 정비부하 분석, SNA, 코사인 유사도, 중심성, K-Means 클러스터링

-
- First Author: Ji-Seok Song, Corresponding Author: Sang-Hoon Lee
 - *Ji-Seok Song (jiseok7727@naver.com), Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
 - *Dongsu Kang (greatkoko@kndu.ac.kr), Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
 - *Sang-Hoon Lee (07uandme@gmail.com), Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
 - Received: 2020. 09. 15, Revised: 2020. 10. 27, Accepted: 2020. 10. 27.

I. Introduction

해군 잠수함은 화력, 지휘/통신, 추진체계 등 여러 가지 무기체계가 탑재된 복합 무기체계로 대함전/대지전/대잠전/기타 임무 등 운용목적에 따라 개발된다. 잠수함을 구성하는 무기체계들은 특수한 목적을 위해 사용되기 때문에 일반 상용제품과 비교할 경우 소규모 다품종으로 국내·외에서 제작되기에 잠수함 정비의 어려움으로 직결된다 [1]. 또한, 잠수함 정비계획 및 정비조직 운용계획을 수립하는 방법은 정비인원수, 대상 함정의 수, 과거 정비에 소비한 공시 등 정비요소에 기반을 두고 있다[2]. 이러한 계획수립은 정량적, 통계적 분석 접근과 정비자의 경험 등에 의존하는 경향이 있어 효율적인 정비에 제한적이다.

무기체계가 우수한 성능과 뛰어난 내구성을 가지고 있더라도 효율적인 정비가 이루어지지 않는다면 해당 무기체계의 전투력을 제대로 발휘하기 힘들며, 이는 해당 무기체계의 운용목적 및 목표를 달성하는 데 큰 어려움으로 이어진다. 더욱이 특수한 운용목적 가진 여러 무기체계가 복합적으로 작용하는 잠수함의 경우에는 특정 장비를 정비할 경우 연관된 장비와 체계도 고려해야 하므로 전체적인 정비특성을 파악하는 것이 매우 중요하다.

그러나 정비 자체의 경향을 파악하거나, 특정한 장비를 정비하는 경우에 어떠한 정비특성을 보이는가에 관한 연구는 실시된 바가 거의 없었다. 따라서, 본 연구에서는 잠수함 정비데이터를 기반으로 정비지침서 표준정비의 정비시간에 대비하여, 실제 정비를 수행하는 데 소비된 시간의 비율을 '정비부하율'로 정의한다. 이를 잠수함 정비부하 분석에 활용하여 정비자 또는 정비계획자가 집중해야 하는 분야를 식별하고자 한다.

각 군은 2009년부터 각종 무기체계, 수리부속 및 공구의 정비 및 보급 등 정비에 관련된 제반 사항을 관리하는 국방 장비정비정보체계를 운용 중이다[3]. 국방 장비정비정보체계에는 각종 플랫폼과 플랫폼의 구성장비 정비에 대한 모든 데이터(정비데이터)가 기록되고 있다. 본 연구에서는 해군에서 운용하고 있는 잠수함 16척을 대상으로 하여, 각 잠수함에 대해 최근 5년간(2014 ~ 2018년)의 정비데이터 53,682건을 수집하였고, 객체의 관계에 집중하여 현상을 파악하는 SNA 기법을 잠수함 정비데이터를 대상으로 적용하여 기존 정량적, 통계적 분석으로 드러나지 않았던 특성을 도출하고자 한다.

II. Related works

1. Data Mining in National Defense

'데이터 마이닝'이란 방대한 데이터 속에서 활용 가능한 정보를 찾아내는 과정으로, 찾고자 했던 정보뿐만 아니라 의도치 않은 유용한 정보 또한 발견할 수 있다. 데이터 마이닝을 통해 데이터 속에 포함된 정보 간의 연관성과 상관관계를 분석하여 유의미한 정보로 가공할 수 있으며, 개인이나 집단의 의사결정에 활용하여 이익을 얻을 수 있다[5].

국방 분야에서의 데이터 마이닝은 군 조직의 보안 특성상 그 연구 사례가 많지 않지만, 맞춤형 정보 분석 시스템을 제안하거나, 군 통신·전자 분야의 기술을 분석하고, 병사들의 사고예측 모델을 개발하는 등 다양한 분야에서 활용되고 있다[6-8].

국방 군수분야에서는 수리부속의 수요예측 및 전문가 탐색에 주로 사용되었다. 각 군별로 주요 사례를 살펴보면 육군의 경우에는 다중선형회귀, 인공지능망 기반의 수리부속 수요예측이 있었고, 공군은 기계학습 기반의 수요예측이 있었으며, 마지막으로 해군에서는 랜덤포레스트를 이용한 수요예측, SNA를 활용한 핵심 수리부속 도출 및 정비 전문가 탐색 등의 연구가 실시되었다[9-13].

2. Naval Submarine Maintenance System

해군 잠수함은 잠수함 정비규정에 따라 연평균 2회에 걸쳐 잠수함수리창에 의해 정비된다[14]. 잠수함수리창은 해군 잠수함을 전담하는 군 정비조직으로 정비기능을 중심으로 하여 5개 직장, 16개 팀으로 구성되어 있다.

잠수함 정비를 수행하기 위해서는 매년 특정한 시기에 잠수함의 정비소요를 종합적으로 판단하여 5개년(F+2 ~ F+6) 년의 중장기 정비계획을 수립하고, 이를 바탕으로 주요 구성장비별 정비소요를 세부적으로 파악하여 차기 연도에 대한 단기 정비계획을 수립한다[2]. 잠수함이 정비에 도래하기 3개월 전에는 계통별 또는 장비별로 관련 정비팀 주관의 사전예량을 실시하여 정비목록을 작성하게 된다.

이러한 일련의 정비계획 수립절차는 정비인원수, 대상 함정의 수, 과거 정비에 소비한 공시 등의 정비요소에 기반을 둔 정량적, 통계적 분석 접근을 기초로 마지막 단계인 사전예량에서는 정비자의 경험 등에 의존하는 경향이 있어 효율적인 정비와 정비계획 수립에는 제한적이다.

3. SNA(Social Network Analysis)

개인이나 조직 등의 특정한 관계를 네트워크로 파악하는 것을 소셜 네트워크(Social Network) 또는 사회 연결망이라 한다. SNA(Social network Analysis)는 이러한 소셜 네트워크 데이터에서 노드(Node) 간의 관계에 대해 수치화, 통계화, 그래프를 통한 시각화로 구조나 형태 또는 패턴 등을 분석할 수 있게 하는 기법이다[15].

SNA 기법은 <그림 1>과 같이 그래프(Graph)와 매트릭스(Matrix)를 이용하여 네트워크의 데이터를 표현할 수 있다. 노드 사이의 관계를 표현하는 매트릭스는 소시오 매트릭스(Socio-Matrix)이며, 소시오그램(Sociogram)은 소시오 매트릭스를 그래프로 표현한 것이다[16].

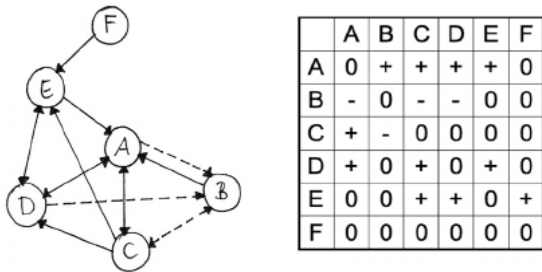


Fig. 1. Sociogram and Socio-Matrix

III. The Proposed Scheme

1. Network Configuration

1.1 Node Data and Preprocessing

SNA를 기반으로 데이터를 네트워크로 구성하여 분석하고자 할 경우, '잠수함'과 같이 같은 종류의 노드끼리 링크되거나, 객체의 타입이 다른 '잠수함'과 '장비'처럼 종류가 다른 노드 간에 링크될 수 있다. 노드가 같은 종류로 구성된 네트워크는 1-mode network라 하고, 2가지 다른 노드로 구성된 네트워크를 2-mode network라 한다[17].

본 연구는 정비부하 특성을 도출하고자 1993년부터 2017년까지 취역한 16척의 잠수함과 잠수함의 구성장비 그리고 실질적인 정비가 수행되는 단위인 정비팀을 각각의 노드로 설정하여 '잠수함-구성장비'와 '정비팀-구성장비'의 2-mode network를 구성한다. 구성되는 네트워크의 링크는 '정비관계'로 <그림 2>를 예를 들어 설명하면, '잠수함-구성장비' 네트워크에서는 잠수함과 구성장비를 노드로 하여 링크되어 있다. <그림 2>의 네트워크에서 a 구성장비는 A/B/C잠수함에서 각 1/2/5건의 정비를 수행하여 총 8건의 정비가 수행되었고, b구성장비는 C잠수함에서만 2건의 정비가 수행되었다는 것을 의미한다.

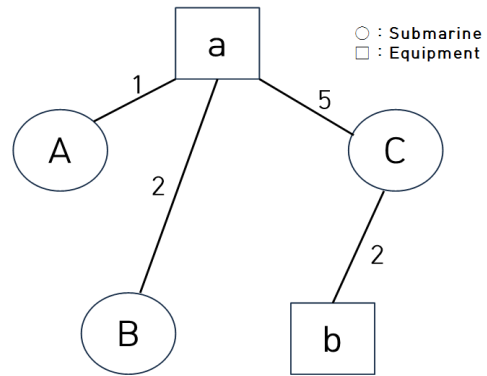


Fig. 2. Example of 'Submarine-Equipment' network

본 연구에서는 군 조직의 보안 특성상 잠수함은 취역연도를 기준으로 문자 'S'를, 구성장비는 문자 'E'를, 정비팀에 대해서는 문자 'T'를 사용하여 치환 표기한다.

1.2 Maintenance Loads Weight

개체 간의 관계를 분석하는 SNA 기법에서는 가중치의 설정이 매우 중요하다. 본 연구에서는 잠수함의 정비부하 특성을 파악하기 위해 가중치를 적용한다.

정비자들은 잠수함의 구성장비에 대해 일종의 정비매뉴얼로 볼 수 있는 정비지침서에 따라 정비를 수행한다. 예를 들면, A장비의 특정한 B수리부속 교체 정비에 대해서는 'A장비-B수리부속 교체 정비지침서'에 따라서 정비를 하게 되고, 지침서상에는 정비절차와 표준적으로 사용될 공시, 필요 작업인원 등이 기재되어 있다. 하지만 작업인원의 숙련도, 정비환경 요인에 따라서 표준공시 보다 소비한 공시가 많을 수도 적을 수도 있다. 즉, 이는 각각의 정비건에 대한 정비부하로 볼 수 있다.

표준공시 대비 소비공시의 비율이 높다면 해당 정비건의 부하가 많다고 표현할 수 있고, 반대로 표준공시 대비 소비공시의 비율이 낮다면 부하가 적다고 할 수 있다. 따라서, 표준공시 대 소비공시의 비율을 '정비부하율'로 아래 <식 1>과 같이 정의하여 가중치를 적용한다.

$$w = M.L.R. = \frac{S.T.}{M.T.} \dots\dots\dots (1)$$

M.L.R. = maintenance loads rate

S.T. = spending time, M.T. = manual time

<Weight of Maintenance Loads Network>

가중치가 적용된 네트워크에서의 1개 링크의 의미는 1건의 정비에 대한 정비부하율을 의미하며, 다수의 링크가 중첩되는 경우의 정비부하율은 평균값으로 도출하였다.

1.3 Creation of Maintenance Loads Networks

2가지 다른 종류의 노드로 구성된 2-mode network에서, 노드 간에 연결된 링크의 거리나 유사도를 계산한 결과를 1-mode network로 변환 분석하는 것은 SNA 기법의 주요 분석방법이다[17].

본 연구에서는 1-mode network로 변환하는 방법으로 코사인 유사도를 이용한다[18]. 코사인 유사도는 내적 공간에서 두 벡터 사이의 코사인값으로, 아래 <식 2>와 같이 정의된다[19].

$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i \times B_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \dots (2)$$

<Cosine Similarity>

코사인 유사도 수식을 이용하여 잠수함-구성장비 간에 정비관계 네트워크에서 78종의 구성장비에 대한 16척 잠수함의 벡터 S_n 을 추출한다.

$$S_n = (E_1, E_2, E_3, \dots, E_m)$$

이를 적용하여 78차원의 잠수함 벡터 16개가 생성되고, 각 잠수함 벡터 사이의 코사인 유사도인 $\cos\theta$ 값을 <그림 3>와 같이 소시오 매트릭스로 표현이 가능하다.

/	S ₁	S ₂	S ₃	...	S ₁₆
S ₁	-	$\sigma_{S1,S2}$	$\sigma_{S1,S3}$...	$\sigma_{S1,S16}$
S ₂	$\sigma_{S2,S1}$	-	$\sigma_{S2,S3}$...	$\sigma_{S2,S16}$
S ₃	$\sigma_{S3,S1}$	$\sigma_{S3,S2}$	-	...	$\sigma_{S3,S16}$
⋮	⋮	⋮	⋮	-	⋮
S ₁₆	$\sigma_{S16,S1}$	$\sigma_{S16,S2}$	$\sigma_{S16,S3}$...	-

Fig. 3. Cosine similarity Socio-matrix

위와 같이 표현된 소시오 매트릭스는 각 잠수함에 대해 정비부하에 기반한 유사도를 링크로 하는, 잠수함 노드 간의 1-mode network로 만들어진다. 마찬가지로 정비팀-구성장비 네트워크에서 정비팀 노드끼리의 1-mode network를 구성할 수 있다.

2. Analysis of Maintenance Loads Ranking

정비부하 순위 평가는 변환된 1-mode network의 잠수함 노드들에 대한 Eigenvector centrality와 노드 연결정도(Degree) 상관관계 분석, 정비팀의 Eigenvector centrality와 노드 연결정도(Degree) 상관관계 분석 순서로 진행한다.

Eigenvector Centrality는 Bonacich(1972)에 의해 정의되었다[20]. 이는 Degree Centrality에서 확장된 개념

으로 인접 노드가 많을 뿐만 아니라 중심성이 높은 노드와 연결되어 있을수록 중심성이 높아진다[21].

Eigenvector Centrality는 아래 <식 3>으로 측정된다.

$$\lambda C(V_i) = \sum_{j=1}^n A_{ij} C(V_j) \dots \dots \dots (3)$$

$C(V)$ = Eigenvector Centrality Score

λ = 고유벡터(Eigenvalue)

A = 1-mode network(인접행렬)

n = 전체 노드 수

<Eigenvector Centrality>

위 수식은 $AC = \lambda C$ 와 같은 행렬 방정식으로 표현할 수 있으며, 인접행렬 A의 고유벡터 λ 값 연산이 가능하다[21].

노드의 연결정도인 Degree는 특정 노드와 연결된 링크의 수 또는 연결된 노드의 수를 의미한다. 또한, 가중치가 적용될 경우 Degree는 특정 노드가 가진 모든 링크의 가중치의 합이나 평균으로 계산될 수 있다[16].

본 연구에서는 Degree의 가중치로 소비공시를 사용하였다. 연결정도를 통해 각 객체의 양적부하인 소비공시 순위를 추출할 수 있다. 가중치로 정비빈도(링크의 수)가 아닌 소비공시를 적용한 이유는 예를 들어, 특정 A장비는 정비횟수는 10회이고 평균 소비공시가 300시간으로 총 소비공시는 3,000시간이며, 특정 B장비는 정비횟수는 20회이고 평균 소비공시가 1시간으로 총 소비공시는 200시간인 경우가 있다. 이런 경우에는 B장비가 A장비보다 정비횟수는 20배가 더 많지만, 총 소비공시는 1/15밖에 되지 않아 유의미한 순위 분석을 할 수 없기 때문이다.

다음으로 정비부하 Eigenvector Centrality와 소비공시 Degree의 상관관계를 분석하기 위해 순위척도를 분석하는 Spearman 상관계수(Spearman Correlation Coefficient)를 이용하면 정비부하율과 소비공시 간의 상관관계를 분석할 수 있다[4].

Spearman 상관계수는 아래 <식 4>로 측정된다.

$$r_{XY} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (d_i)^2}{n(n^2 - 1)} \dots \dots \dots (4)$$

r_{XY} = Correlation Coefficient

d_i = Xi와 Yi 순위차이

<Spearman Correlation Coefficient>

Spearman 상관계수는 두 변수 X, Y의 순위척도에 대한 상관관계를 계량화한 수치이며, +1에서 -1의 값을 가진다 [4]. 상관계수의 값에 따른 상관관계는 아래 <표 1>과 같다.

Table 1. Meaning of correlation analysis

range	Meaning of correlation
-1.0 < r < -0.7	Strong negative linear relationship
-0.7 < r < -0.3	Distinct negative linear relationship
-0.3 < r < -0.1	weak negative linear relationship
-0.1 < r < +0.1	Linear relationships that can be ignored
0.1 < r < 0.3	Weak positive linear relationship
0.3 < r < 0.7	Distinct positive linear relationship
0.7 < r < 1.0	Strong positive linear relationship

상관관계의 t-검정은 아래 <식 5>와 같이 계산된다.

$$t_0 = r_{XY} \times \sqrt{\frac{n-2}{1-(r_{XY})^2}} \dots\dots\dots (5)$$

<T-test>

3. Submarines profiling and clustering

잠수함 구성장비는 장비의 속성에 따라 계통별(System)로 분류할 수 있다. 예를 들면, 주 배전반은 전력제어계통, 추진전동기는 추진체계계통 등으로 분류할 수 있다. 잠수함 구성장비 78종은 12개의 계통으로 분류 가능하다.

위와 같이 분류된 계통을 이용하여 “잠수함-구성장비” 네트워크를 잠수함-계통” 네트워크로 변환이 가능하며, 각 계통에 대한 정비부하 경향이 링크로 표현된다. 이때 전체 또는 특정 잠수함과 계통 간의 링크에 대하여, 해당 계통에 대한 링크의 가중치(정비부하율) 평균값을 각각 계통에 대한 가중치 평균값의 합으로 나누면, 특정 또는 전체 잠수함의 해당 계통에 대한 정비부하의 백분율을 얻을 수 있다. 표현은 아래 <식 6>과 같다.

$$Sys.R. = \frac{Sys.\bar{w}}{\sum_{i=1}^n \bar{w}_i} \times 100(\%), \sum_{i=1}^n Sys.R.(i) = 100(\%) \dots\dots (6)$$

Sys.R. = Ratio of System's M.L.R.

Sys. \bar{w} = 특정 계통의 정비부하율 평균값

\bar{w}_i = 각 계통의 정비부하율 평균값

n = 계통의 수

<Ratio of System's M.L.R.>

K-Means clustering을 이용하면 계통별 정비부하 백분율로 잠수함을 군집분석할 수 있다. 우선, 분석자가 주어진 데이터에 대해 clustering 하고자 할 그룹의 수를 K 값으로 설정한다. 이후 K개의 그룹과 거리 차이의 분산을 최소화하는 방식으로 동작하여 Clustering 하게 된다[22].

구성장비의 계통을 속성으로 설정하고, 해당 계통의 정비부하 백분율을 속성의 값으로 설정한 다음, Clustering

하면 활용이 가능한 잠수함의 정비부하에 대한 심층적인 분석결과를 얻을 수 있다.

IV. Analysis Results

1. Comparison of Submarines Loads by Score

<표 2>는 ‘잠수함-구성장비’ 네트워크에서 잠수함 노드의 정비부하율과 소비공시 순위를 비교한 결과이다. <표 2>의 왼쪽은 정비부하율에 대한 Eigenvector Centrality 순위를, 오른쪽은 소비공시의 Degree 순위를 잠수함의 취역연도와 함께 나열하였으며, 획득연도, 정비부하율 및 정비하는데 소비된 공시 간의 상관관계를 확인하고자 한다.

Table 2. Maintenance loads ranking of submarines

Rank	Eigenvector Centrality (By loads rate)			Degree (By maintenance time)		
	Node	Obtain	Score	Node	Obtain	AVG.time per year
1	S11	2008	0.4539	S4	1995	22,659
2	S15	2016	0.3728	S10	2007	21,564
3	S10	2007	0.3087	S6	1996	20,457
4	S12	2009	0.2944	S14	2015	19,835
5	S14	2015	0.2844	S13	2014	18,961
6	S13	2014	0.2840	S5	1996	18,747
7	S5	1996	0.2712	S2	1994	18,063
8	S1	1993	0.2685	S7	2000	17,260
9	S9	2001	0.1900	S12	2009	16,852
10	S7	2000	0.1737	S9	2001	16,808
11	S6	1997	0.1547	S1	1993	16,677
12	S16	2017	0.1465	S11	2008	16,217
13	S8	2000	0.1301	S15	2016	15,997
14	S2	1994	0.1294	S3	1995	15,879
15	S3	1995	0.1041	S8	2000	15,566
16	S4	1995	0.0987	S16	2017	15,304

기존에 사회적 통념상 노후화된 장비일수록 정비가 더 어렵다고 알려졌으나, <표 2>는 이와 상반되는 결과를 보여준다. S16을 제외하고 2007년 이후 취역한 잠수함들이 1990년대 취역한 노후화된 잠수함들보다 높은 정비부하율을 보여준다. 이는 신조 잠수함이 더 높은 수준의 기술로 건조되어 이를 정비하기 위한 정비원의 know-how나 기술력이 부족하다고 유추할 수 있다. 따라서 신조 잠수함을 도입할 경우에는 관련된 기술에 대한 정비교육이 필요하다는 점을 알 수 있다.

잠수함의 정비부하율과 소비공시 순위에 대해 3.2절과 같이 Spearman 상관계수를 이용하여 분석하였다. 잠수함의 순위척도는 <그림 4>와 같다.

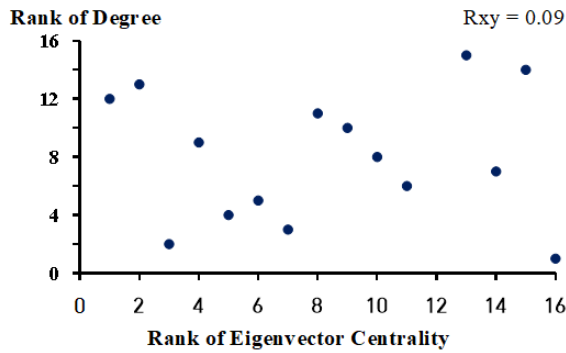


Fig. 4. Rank graph of submarine loads

순위 차이의 제곱인 d^2 의 합은 622, 변수의 개수인 n 값은 16으로 상관계수는 +0.09로 계산되었으며, 상관계수와 <식 5>를 이용한 t_0 값은 0.0381로 계산되었다. 귀무가설(H_0)을 $r_{XY} = 0$, 대립가설(H_1)을 $r_{XY} \neq 0$ 으로 설정하고, 유의수준을 0.05로 하였을 때, t_0 에 대한 p-value값은 0.74가 도출되어 귀무가설이 채택되었다.

즉, 잠수함의 정비부하율 순위는 전체 소비공시 순위와는 상관관계가 없으며, 운용년수가 적은 잠수함이 노후화된 잠수함에 비해 오히려 정비부하가 높은 정비건들이 많음을 보여준다. 이는 정비계획 수립 시 신조 잠수함의 정비부하율을 고려해야 한다는 점을 알 수 있다.

3.1절과 같이 추출된 잠수함 Socio-matrix는 시각화를 위해 Sociogram으로 전환할 수 있다. 전환된 Sociogram에서 잠수함-구성장비 네트워크의 핵심구조를 파악하기 위해 유사도 값이 0.85 이상인 링크만 표현되도록 조정하여 시각화한 결과는 <그림 5>와 같다.

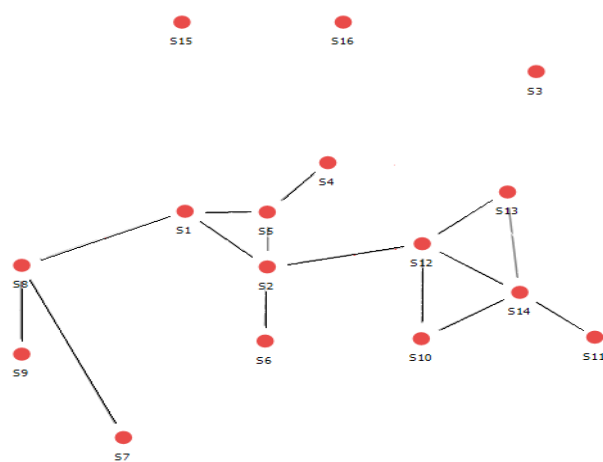


Fig. 5. Core structure of loads network

링크의 유사도 값이 0.85 이상인 경우를 표현되도록 조정한 이유는 0.85 미만의 값에서는 잔존하는 링크가 많아

네트워크의 특징을 도출할 수 없었으며, 0.85를 초과하는 값에서는 대다수의 링크가 삭제되어 노드로 파편화되기 때문이다.

<그림 5>에서 고립 노드를 제외하고, 잠수함의 취역 연도를 표기하여 분석한 결과는 <그림 6>와 같다. 고립 노드로 분류된 S_3 은 잠수함수리창이 아닌 민간 조선소에서 창정비를 수행하는 잠수함이며, S_{15} , S_{16} 는 건조사로부터 보증수리를 병행하여 실시하고 있는 신조 잠수함이다.

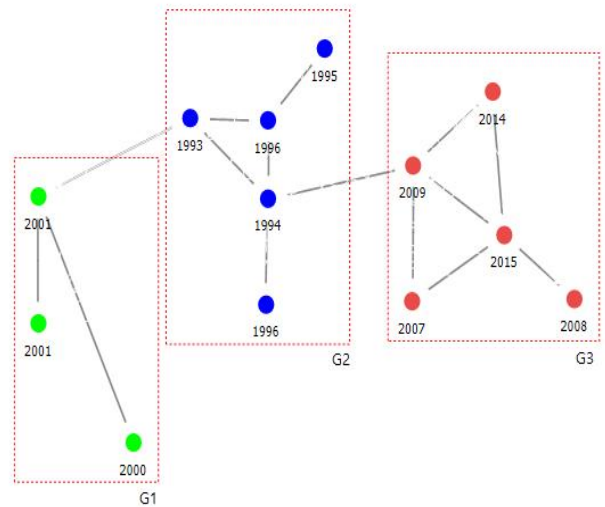


Fig. 6. Analysis of core structure

3개의 그룹을 구성하고 있는 잠수함들의 취역연도는 1994~1996(G_2)년, 2000~2001년(G_1)과 2007~2015년(G_3)으로 취역연도가 비슷한 잠수함끼리 그룹화되어 있었다. 즉, 비슷한 시기에 취역한 잠수함들은 유사한 정비부하 경향을 가지며, 이는 특정 연도에 판매된 자동차의 대규모 리콜처럼 잠수함의 운용연수에 따른 특정한 정비부하 패턴이 있다는 점을 유추할 수 있다.

2 Comparison of Maintenance Team Loads

<표 3>은 '정비팀-구성장비' 네트워크에서 정비팀 노드의 정비부하율과 소비공시 순위를 비교한 결과이다. 4.1절과 마찬가지로 <표 3> 왼쪽은 정비부하율의 Eigenvector Centrality 순위를, 오른쪽은 소비공시의 Degree 순위를 나열하여, 정비팀 관점에서 정비부하율과 소비공시 간의 상관관계를 확인하고자 한다.

Table 3. Loads ranking of maintenance team

Rank	Eigenvector Centrality (By Loads rate)		Degree (By maintenance time)	
	Node	Score	Node	per capita spend time
1	T4	0.381448	T6	1549.38
2	T5	0.361777	T1	1518.90
3	T2	0.351415	T15	1340.42
4	T1	0.311895	T11	1235.38
5	T3	0.298785	T16	1121.50
6	T7	0.271541	T14	1073.00
7	T6	0.258659	T2	1071.25
8	T13	0.244492	T3	1056.22
9	T10	0.243986	T8	1022.71
10	T9	0.217038	T9	907.30
11	T12	0.179831	T13	905.85
12	T11	0.156833	T5	897.38
13	T8	0.142227	T10	879.25
14	T14	0.130509	T7	863.50
15	T15	0.090635	T4	745.62
16	T16	0.064107	T12	684.33

잠수함의 정비팀은 각 팀이 정비하는 장비의 계통이나 성향에 따라 정비기능 중심으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 숫자가 낮을수록 기계적인 장비를 정비하는 정비팀으로, 숫자가 높을수록 전자적인 장비를 정비하는 정비팀으로 분류하였다. 예를 들어 T₁은 밸브기계팀(가칭)이며, T₁₆은 통신장비팀(가칭)이다.

정비팀의 정비부하 순위를 분석한 결과 흥미로운 점을 알 수 있었는데, <표 3>에서 보이는 바와 같이 전체적으로 기계적인 장비를 정비하는 낮은 번호의 정비팀의 정비부하율이 전자적인 장비를 정비하는 높은 번호의 정비팀보다 높다는 점이다.

또한, 4.1절과 마찬가지로 정비팀의 정비부하율과 소비공시 순위에 대해 Spearman 상관계수를 이용하여 분석하였다. 정비팀의 순위척도는 <그림 7>과 같다.

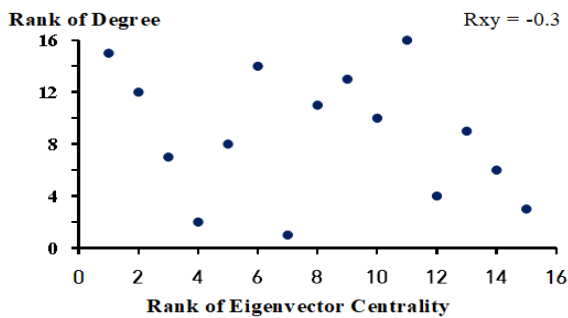


Fig. 7. Rank graph of maintenance team loads

순위 차이의 제곱인 d²의 합은 884, 변수의 개수인 n 값은 16으로 상관계수는 -0.3로 계산되었으며, 상관계수와 <식 5>를 이용한 t₀ 값은 -0.1767로 계산되었다. 귀무

가설(H₀)을 $r_{XY} = 0$, 대립가설(H₁)을 $r_{XY} \neq 0$ 으로 설정하고, 유의수준을 0.05로 하였을 때, t₀에 대한 p-value값은 0.258이 도출되어 귀무가설이 채택되었다.

이 절에서는 정비팀의 정비부하율 순위와는 소속된 정비원의 양적부하(소비공시) 순위와는 상관관계가 없어 소비공시가 증가가 정비부하율의 증가로 이어지지 않는다는 점을 알 수 있었고, 정비하고자 하는 장비의 속성에 영향을 받는다고 결론지을 수 있다. 이는 기존 정비계획을 수립할 때 주요한 근거가 되었던 정비팀의 소비공시뿐만 아니라 각 정비팀이 정비하고자 하는 장비들의 속성을 고려해야 한다는 점을 알 수 있다.

3. Result of Submarines Profiling

이 절에서는 4.2절의 분석결과에 따라 장비 속성별로 정비부하 특성을 확인하기 위한 군집분석을 위해 계통별 정비부하의 백분율을 도출한다. 3.3절에서 언급한 바와 같이 총 78종의 구성장비를 속성으로 구분하여 12개의 계통으로 분류 처리한 내용은 <표 4>와 같다.

Table 4. Component equipment of system

System	Equipment	Amount
Hull of ship	E1 ~ E4	4
Air system	E5 ~ E9	5
Water system	E10 ~ E13	4
Propulsion system	E14 ~ E19	6
Hydraulic pressure	E20 ~ E23	4
Optical system	E24, E25	2
Electronic system	E26 ~ E34	9
Power control	E35 ~ E39	5
Navigation	E40 ~ E44	5
Armed system	E45 ~ E52	8
Combat/sonar system	E53 ~ E65	13
Communication system	E66 ~ E78	13

<표 4>와 같이 분류된 계통을 바탕으로 전체 잠수함의 구성장비 계통에 대한 정비부하 경향을 ‘잠수함-계통’ 네트워크로 구성할 수 있다. 계통별 정비부하의 백분율은 3.3절의 <식 6>를 이용하여 <그림 8>와 같이 도출된다.

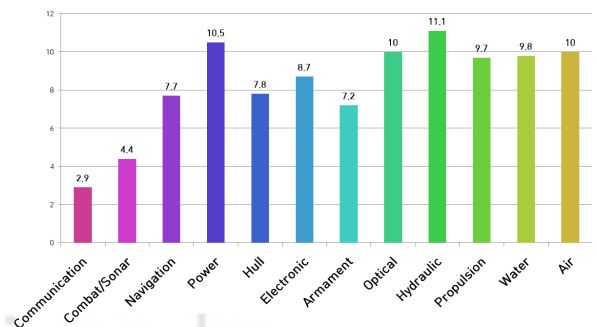


Fig. 8. Percentage of maintenance loads

잠수함 전체의 계통별 정비부하는 Combat/Sonar과 Communication 계통을 제외하고 비교적 고르게 분포한다는 것을 확인할 수 있다.

전체 잠수함이 아닌 각 잠수함에 대한 계통별 정비부하를 분석하기 위해, 잠수함 16척에 대한 각각의 계통별 정비부하의 백분율도 3.3절의 <식 6>를 이용하여 도출할 수 있다. 개별 잠수함에 대한 계통별 정비부하의 백분율은 <그림 9>과 같다.

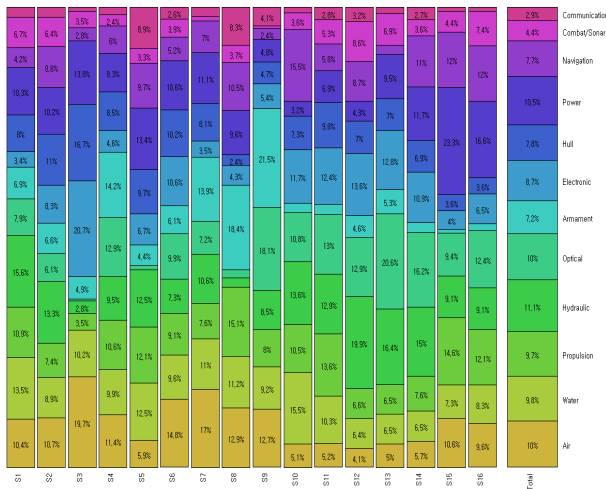


Fig. 9. Ratio of system maintenance roads

4. Result of Submarines clustering

<그림 9>의 각 잠수함에 대한 12개의 계통별 백분율은 잠수함의 계통별 정비부하 특성을 Clustering 하기 위한 속성으로 사용할 수 있다.

4.3절의 Profiling 결과를 Clustering 하기 위해 K값을 5로 설정하여 Cluster들의 특징이 두드러지게 나타나도록 하였다[22]. 잠수함 계통별 정비부하율에 대해 K-Means를 사용하여 군집분석을 실시한 결과는 <그림 10>과 같다.

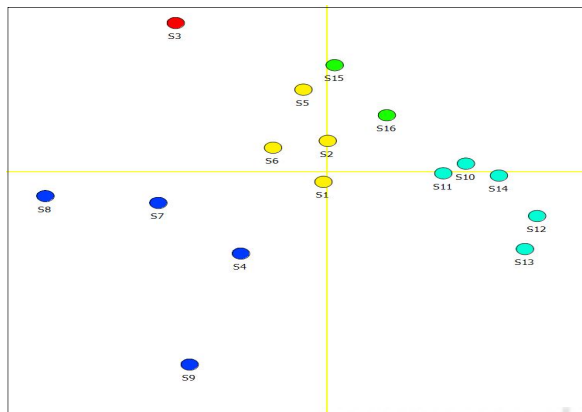


Fig. 10. K-Means clustering result

K값을 5로 설정한 이유는 K=5로 군집분석 결과를 도출하였을 때, 4.1절에서 도출한 네트워크의 핵심구조와 가장 유사한 결과를 얻을 수 있기 때문이다. 4.1절 <그림 5>에서 고립노드로 분류된 민간 창정비 잠수함(S₃)과 보증수리 잠수함(S₁₅, S₁₆)은 군집분석 결과에서도 군소그룹으로 분류되었으며, S₄를 제외한 나머지 잠수함들도 <그림 6>과 같이 비슷한 취역연도를 가진 잠수함끼리 그룹화되었다.

<표 5>는 K-Means Clustering의 결과값이다. 이를 통해 그룹별로 정비부하율이 높은 계통과 낮은 계통을 도출하여 그룹 간에 상대비교가 가능하다. 예를 들면 1번 그룹은 다른 그룹에 비해 공기, 전기 계통의 정비부하율이 높으며, 추진, 유압, 광학, 항해 계통은 낮게 나타난다.

Table 5. Clustering result

System	Cluster				
	1	2	3	4	5
air system	19.67	10.45	10.08	5.03	13.47
water system	10.19	11.10	7.78	9.03	10.33
propulsion system	3.54	9.89	13.34	9.00	10.34
hydraulic pressure	2.80	12.17	9.08	15.56	7.65
optical system	0.39	6.24	10.88	14.70	9.99
armed system	4.90	6.01	1.12	3.25	16.99
electronic system	20.72	7.24	5.27	12.28	4.44
hull of ship	16.65	9.73	3.56	7.60	5.93
power control	13.81	11.11	19.94	7.10	8.43
navigation	2.84	7.00	12.04	8.62	6.48
combat/sonar system	3.53	5.07	5.92	5.60	1.88
communication system	0.98	3.99	1.00	2.28	4.08

Clustering 결과값을 잠수함을 중심으로 표현한 결과는 <표 6>과 같다. 이를 통해 상대적으로 취약한 계통을 쉽게 확인할 수 있다. 이를 바탕으로 정비자 및 정비계획자는 잠수함별로 어떠한 계통을 중점적으로 정비계획 수립에 반영할지를 고려할 수 있다.

Table 6. Details of clusters

No.	Submarines	Color (Fig.10)	High percentage	Low percentage
1	S1, 2, 5, 6	Yellow	Water, Power, Hydraulic	Communication
2	S3	Red	Air, Electronic, Hull, Power	Optical, Communication
3	S4, 7, 8, 9	Blue	Air, Armament	Electronic, Combat/Sonar
4	S10, 11, 12, 13, 14	Skyblue	Hydraulic, Optical	Armament, Communication
5	S15, 16	Green	Propulsion, Power, Navigation	Armament, Communication

V. Conclusions

본 연구에서는 효율적인 정비계획 수립에 활용하고자 데이터 마이닝 중 SNA 기법을 이용하여 해군 잠수함의 정비부하 특성을 분석하였고, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫 번째로 잠수함의 정비부하 순위 분석에서는 정비부하율과 전체 소비공시의 상관관계가 없으며, 신조 잠수함이 노후 잠수함에 비해 정비부하가 높음을 보여주었다. 또한, 핵심구조 분석을 통해 운영연수에 따른 특정한 정비부하 패턴이 있다는 점을 알 수 있었다. 이는 정비계획 수립 시 잠수함의 운영연수와 신조 잠수함의 정비부하율을 고려해야 한다는 점을 보여준다.

두 번째로 정비팀의 정비부하 순위 분석에서는 정비팀의 정비부하율과 소비공시는 상관관계가 없으며, 소비공시의 증가가 정비부하의 증가로 이어지지 않는 점을 알 수 있었다. 또한, 기계적인 장비가 전자적인 장비보다 정비부하율이 높으므로 정비계획을 수립할 경우 정비팀이 주관하는 장비 속성을 고려해야 한다고 볼 수 있다.

마지막으로, 군집분석에서는 잠수함 계통별로 어떤 정비부하를 가졌는지, 어느 계통에 집중정비를 수행해야 하는지에 대한 결과를 도출할 수 있었다.

수리부속 예측 등 데이터마이닝을 활용한 국방분야에서의 주요 연구 사례와는 다르게, 분석 대상의 관계에 중점을 두는 SNA 기법을 잠수함 정비데이터에 적용하여 정비부하에 대한 유용한 상관관계를 발견할 수 있었다. 이번 연구에서 분석된 결과를 이용하면 더욱 효과적인 정비가능하리라 판단된다.

하지만 본 연구는 5년간(2014 ~ 2018년)의 제한된 기간에 대해서만 잠수함 정비데이터 분석했기 때문에, 향후 연구에서는 분석결과의 정확성을 향상하기 위해 정비데이터 수집 연도를 확대하고 연도별로 시계열적 분석을 추가하여 잠수함 정비부하에 대한 더욱 상세한 분석결과를 도출할 것이다.

REFERENCES

- [1] Song, Il-ho, "Reliability improvement method in weapon systems through field failure data analysis" Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society. Vol. 19, No. 12, pp. 110-117, 2018.
- [2] ROK NAVY, "Maintenance Management" pp. 13-15, 2018.
- [3] Sun, Mi-sun & Woo Jae-woong, "A study on forecasting of repair part demands of Korean military : focused on Navy" The Quarterly Journal of Defense Policy Studies, Vol. 25, No. 3, pp. 201-234, 2009.
- [4] Artusi, R. & Marubini, V. E., "Bravais-Pearson and Spearman Correlation Coefficients: Meaning, Test of Hypothesis and Confidence Interval" International Journal of Biological Markers, Vol. 17, No. 2, pp. 148-151, 2002.
- [5] Data mining, <https://terms.naver.com/entry.nhn?docId=819914&cid=42344&categoryId=42344>, September, 2020.
- [6] Choi, Jung-whoan & Lim, Chea-o, "Customized Information Analysis System Using National Defense News Data" Journal of The Korea Contents Association, Vol. 10, No. 12, pp. 457-465, December, 2010.
- [7] Baec, Sung-ho & Kang, Seok-joong, "Analysis of Defense Communication-Electronics Technologies using Data Mining Technique" Journal of The Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 24, No. 6, pp. 487-499, June, 2020.
- [8] Yoon, Seung-jin et al, "Development of the Accident Prediction Model for Enlisted Men through an Integrated Approach to Datamining and Textmining" Proceeding of Intelligence and Information Systems, pp. 1-18, May, 2015.
- [9] Jung, Won-hee, "Machine Learning-based System for Predicting the Demand for Spare parts and Maintenance of Air Force Equipment" Journal of Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 36, No. 8, pp. 21-26, August, 2018.
- [10] Kim, Hyung-tae, "Data Mining based army repair parts demand forecast" Journal of the Korean Data & Information Science Society, Vol. 30, No. 2, pp. 429-444, March, 2019.
- [11] Yoon, Hyun-min, "A Study on forecasting spare parts demand using data mining" Korea National Defense University, 2017.
- [12] Yoo, Jung-min, "Deducting Core Parts of ROK Naval Ships Engine Based on SNA" Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference, Vol. 27, No. 1, pp. 419-422, January, 2019.
- [13] Kim, Jin-gwang, "Finding Naval Ship Maintenance Expertise Through Text Mining and SNA" Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 24, No. 7, pp. 125-133, July, 2019.
- [14] ROK NAVY, "Submarines Maintenance System" pp. 7-8, 2018.
- [15] Wasserman, S. & Faust, K., "Social Network Analysis : Methods and Applications" Cambridge University-Press, 1994.
- [16] Jung, Chi-young, "A Study on the Measurement Model for NCW's Synergistic Effectiveness using SNA" Korea National Defense University, 2012.
- [17] Borgatti, S. P., & Everett, M. G. "Network analysis of 2-mode data" Social Networks, Vol. 19, No. 3, pp. 243-269, 1997.
- [18] G. Salton, "Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer" Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [19] Leicht, E. A., Holme, P., & Newman, M. E. J. "Vertex similarity

- in networks" *Physical Review E*, Vol. 73, No. 2, Feb, 2006.
- [20] B.Ruhnau, "Eigenvector-centrality - a node-centrality?" *Social-Networks*, Vol. 22, pp. 357-365, 2000.
- [21] Bonacich P. "Factoring and Weighting Approaches to status scores and clique identification" *Journal of Mathematical Sociology*, Vol. 2, pp. 113-120, 1972.
- [22] Hartigan, J. A. et al, "Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm" *Journal of the Royal Statistical Society, Series C* 28, pp. 100-108, 1979.

Authors



Ji-Seok Song received the B.S degree in Computer Science from Korea Naval Academy in 2009 and He is a candidate for M.S. degree in Computer Science from Korea National Defense University.

He is interested in Big data, Social Network Analysis and Clustering Analysis.



Dongsu Kang received the B.S degree in Computer Science from Korea Naval Academy in 1997 and Ph.D. degree in Computer Science from Korea University in 2011. He is currently a Professor in the

Department of Computer Science and Director of Center for Military Science in RINSA in Korea National Defense University. He is interested in Weapon System Software, Software Dependability, Software Security Testing and Defense Acquisition.



Sang-Hoon Lee received the B.S. degree in Electronic Engineering from Sung Kyun Kwan University, M.S. degree in Computer Science from Yon Sei University, and Ph.D. degree in Information Engineering from

Kyoto University, Japan, in 1978, 1987 and 1997, respectively Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Science at Korea National Defense University, in 2000. He is currently a Professor in the Department of Computer Science, Korea National Defense University. He is interested in DataBase, Big Data, Social Network Analysis, and Information search.